Apprentissage automatique et recouvrement de phase pour le contrôle de l'émission d'une fibre multimodale

Benjamin Gobé, Maksym Shpakovych, Jérémy Saucourt, Geoffrey Maulion, Fabert Marc, David Helbert, Agnès Desfarges-Berthelemot, Vincent Kermène

▶ **To cite this version:**

Benjamin Gobé, Maksym Shpakovych, Jérémy Saucourt, Geoffrey Maulion, Fabert Marc, et al.. Apprentissage automatique et recouvrement de phase pour le contrôle de l'émission d'une fibre multimodale. Journées nationales d'optique guidée (JNOG), Société française d'optique (SFO), Apr 2023, Lyon, France. hal-04541718

HAL Id: hal-04541718
https://hal.science/hal-04541718

Submitted on 11 Apr 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apprentissage automatique et recouvrement de phase pour le contrôle de l'émission d'une fibre multimodale

Benjamin GOBÉ[1], Maksym SHPAKOVYCH[2], Jérémy SAUCOURT[1], Geoffrey MAULION[1], Marc FABERT[1], David HELBERT[3], Agnès DESFARGES-BERTHELEMOT[1], Vincent KERMENE[1]

[1]*XLIM UMR7252, Limoges, France*

[2]*INRIA, Institut national de recherche en sciences et technologies du numérique, Bordeaux, France*

[3]*XLIM UMR7252, Poitiers, France*

benjamin.gobe@xlim.fr

RESUME

Nous proposons une méthode hybride alliant apprentissage automatique et algorithme d'optimisation pour profiler le faisceau de sortie d'une fibre multimodale. Cette approche prédit la structuration de front d'onde à imposer en entrée de fibre et contrôle le faisceau extrait avec une fidélité relative à la cible de 99% en moyenne.

Mots clés : *Fibre multimodale, Apprentissage automatique, Recouvrement de phase, Optique adaptative*

1. Introduction

Les fibres optiques multimodales (FMMs) suscitent un intérêt grandissant depuis plusieurs années, attesté par l'explosion du nombre de publications et de brevets depuis 2010. Les FMMs sont utilisées dans de nombreux domaines d'application, comme en télécommunications optiques pour bénéficier du multiplexage spatial. Chaque mode propagé dans la fibre est associé à un canal de transmission ce qui permet d'augmenter le débit de transmission de données. Les recherches relatives aux fibres optiques multimodales couvrent également les domaines des capteurs, de l'imagerie (notamment médicale) et des lasers. Les dynamiques complexes en régime non linéaire dans les FMMs constituent aussi un sujet de recherche actuel. Lors de la propagation dans la fibre, les modes se couplent et interférent pour former une structure granulaire (speckle) qui dégrade la qualité spatiale du faisceau émis. Cette structure granulaire est dépendante des couplages entre modes dus aux contraintes de fabrication de la fibre et environnementales (mécaniques, thermiques…) ainsi que des éventuels effets non linéaires. La détermination des transformations subies par le champ propagé dans la FMM représente un véritable défi pour le contrôle de son émission. En régime linéaire, cette transformation est décrite par une matrice de transmission, souvent mesurée à partir de la figure d'interférences entre le champ de speckle et une onde de référence. La matrice obtenue est alors inversée pour fournir une commande à un modulateur spatial de lumière (SLM). Celui-ci structure le front d'onde en entrée de fibre afin d'obtenir le champ optique cible en sortie. Ce contrôle peut aussi être réalisé par une démarche itérative à l'aide d'un algorithme d'optimisation. Cette approche, compatible avec les régimes de propagation linéaire et non linéaire, ne nécessite pas d'onde de référence, mais dans la plupart des cas se restreint à un contrôle en intensité [1] [2]. Plus récemment, les réseaux de neurones ont investi la problématique du contrôle de la propagation dans les FMMs [3]. Ces réseaux, généralement dédiés à la vision par ordinateur (réseaux convolutifs), sont

d'architecture complexe avec un grand nombre de couches et donc un grand nombre de paramètres à optimiser dans la phase d'apprentissage [4] [5]. Nous proposons une approche hybride qui combine un modèle décrivant la transformation subie par le champ laser dans la fibre et un algorithme de recouvrement de phase utilisant ce modèle pour déterminer la commande à appliquer au SLM. Le modèle lie le champ excitant la fibre à l'éclairement cible en sortie. Le modèle, de structure simple décrit le régime de propagation linéaire en utilisant le formalisme d'une matrice de transmission ce qui limite le nombre de paramètres à apprendre. Ceux-ci sont obtenus par apprentissage automatique.

2. Principe de la méthode hybride du contrôle de l'émission d'une FMM

Le modèle direct (Modèle ①, figure 1) décrit la transformation entre le champ complexe x en entrée de fibre et l'éclairement b^2 en sortie :

$$|A \cdot x|^2 + \beta = b^2 \quad (1)$$

Il présente des similitudes avec le formalisme de matrice de transmission. Dans l'équation (1), la matrice $A \in \mathbb{C}^{m^2 \times n^2}$ et le vecteur $\beta \in \mathbb{R}^{+m^2}$ sont les paramètres à entrainer. Pour réaliser l'apprentissage automatique de ce modèle, on génère des couples de données $(x; b^2)$, où $x \in \mathbb{C}^{n^2}$ et $b^2 \in \mathbb{R}_+{}^{m^2}$, n^2 étant le nombre d'échantillons du champ d'entrée de la fibre et m^2 le nombre de points de mesure en sortie (m^2 pixels dans la zone d'intérêt de la caméra). Cet apprentissage utilise l'optimiseur Adaptive Moment Estimation (ADAM), pour effectuer la descente de gradient par mini batch [6]. Le modèle appris est alors utilisé dans un algorithme de recouvrement de phase (Recouvrement de phase ②, figure 1) par directions alternées (Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM) [7] qui détermine la commande à appliquer au SLM pour cibler un profil intensimétrique en sortie de fibre. Cet algorithme minimise la fonction suivante pour fournir le champ excitateur x:

$$\min_{x \in \mathbb{C}^{n^2}} \frac{1}{2} \| b^2 - (|A \cdot x|^2 + \beta) \|^2 \quad (2)$$

3. Mise en œuvre et validation expérimentale

La configuration expérimentale est décrite sur la figure 1. La source laser (Spark, modèle Sirius)

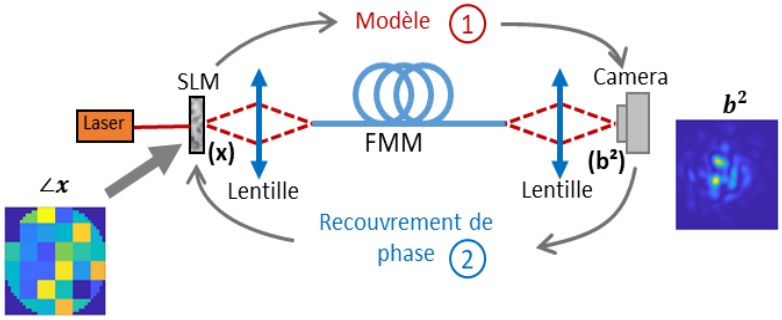

Figure 1 : Schéma de principe du banc expérimental et de l'approche hybride

émet un rayonnement polarisé à 1064 nm avec des impulsions de durée 6,5 ps et une fréquence de 1 MHz. Le SLM est un miroir déformable segmenté (Boston Micromachines Corporation, Kilo-CS-0.6-SLM) de 952 micro-actuateurs. Pour l'expérience, ces actuateurs ont été regroupés en pavés de 6*6. Un système optique image le plan du SLM sur la face d'entrée de la FMM. Le champ x, d'amplitude gaussienne, injecté dans la FMM est modulé en phase par ce SLM. La fibre de 2 m de long, à gradient d'indice, possède un diamètre de cœur de 52 µm, un diamètre de gaine de 125 µm et une ouverture numérique de 0,21 ce qui lui confère 56 modes LP par polarisation. Le faisceau de sortie est imagé sur une caméra (ThorCam CS2100M, 16 bits) qui mesure son éclairement b^2 dans

une zone d'intérêt de 122*122 pixels. Pour l'apprentissage du Modèle ① (figure 1), dix mille jeux de données $(x; b^2)$ ont été mesurés en dix minutes, dont 250 pour son évaluation. L'entrainement du modèle a requis 40 epochs et dix minutes de temps de calculs sur un PC portable standard (GPU

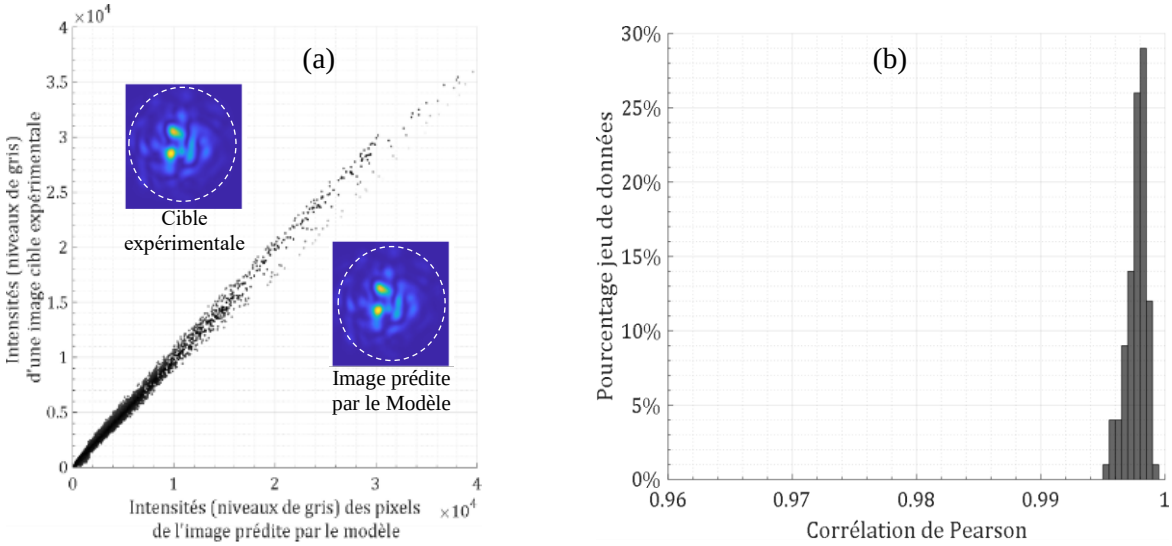

Figure 2 : a) Comparaison pixel à pixel de la distribution en intensité d'une image cible expérimentale à celle prédite numériquement par le modèle pour le même champ d'entrée x. b) Distribution des corrélations de Pearson de 100 figures intensimétriques cibles prédites par le Modèle ①

NVIDIA RTX A1000 4Go). Nous avons validé le modèle appris en générant des profils de phase en entrée de fibre n'ayant pas servi à l'apprentissage et en comparant pour chacun d'eux l'éclairement mesuré en sortie de fibre à celui prédit par le modèle. La figure 2a montre l'acuité du modèle à travers un exemple. De façon quantitative, le degré de ressemblance est évalué par le coefficient de Pearson :

$$Pearson = \frac{\sum(x-\bar{x})\cdot(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2\cdot\sum(y-\bar{y})^2}} \quad (4)$$

Cette corrélation est en moyenne de 99,78% avec un écart-type de 0,08% sur 100 jeux de données d'évaluation (figure 2b). Elle démontre l'efficacité du modèle à prédire la figure intensimétrique en

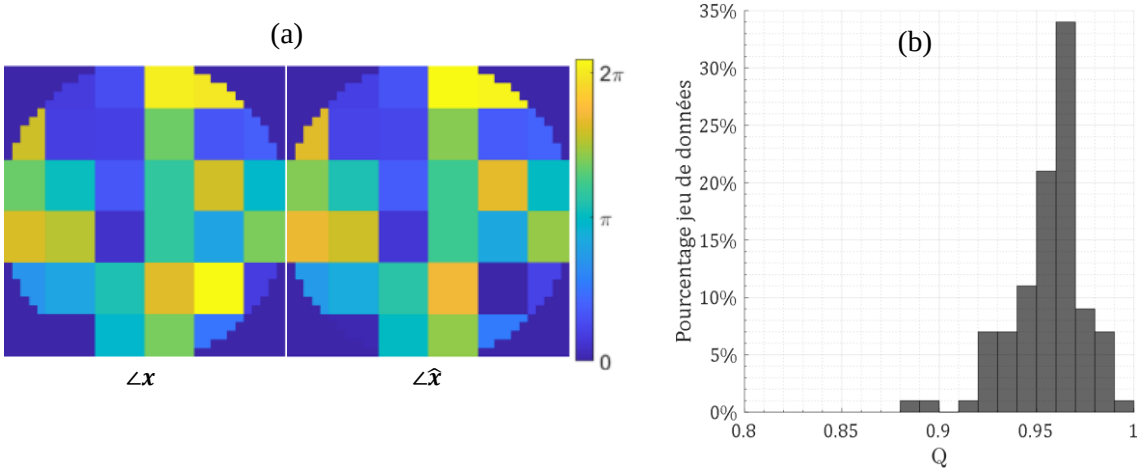

Figure 3 : a) Exemple d'une carte de phase expérimentale $\angle x$ et la carte de phase recouvrée $\angle \hat{x}$ correspondante (Q=96,9%). b) Distribution du coefficient de qualité Q pour 100 cartes de phase.

sortie de fibre en fonction de la structuration de phase en entrée. Les performances de l'algorithme de recouvrement de phase ont ensuite été évaluées à l'aide d'un facteur de qualité Q :

$$Q = \left|\left\langle e^{j\angle\hat{x}}, e^{j\angle x} \right\rangle\right|^2 \quad (3)$$

Il compare la carte de phase $\angle\hat{\boldsymbol{x}}$ calculée par l'algorithme de recouvrement à celle $\angle\boldsymbol{x}$ du couple $(x; b^2)$ considéré. La figure 3a montre un exemple de cartes de phase expérimentale et recouvrée. Sur 100 jeux d'évaluation, Q atteint en moyenne 95,7% avec un écart-type de 1,5% (figure 3b). Cette valeur de Q correspond à une erreur de phase résiduelle inférieure à $\lambda/30$ ce qui démontre l'efficacité de la méthode hybride (Modèle ① + Recouvrement de phase ②).

Conclusion

Les résultats numériques et expérimentaux démontrent que le Modèle ① proposé est capable de prédire avec une grande fiabilité le profil intensimétrique en sortie de FMM en fonction de la structuration de front d'onde en entrée de fibre. Parce que ce modèle est fidèle, l'algorithme de recouvrement de phase ② résout le problème inverse avec une erreur de phase résiduelle sur la commande à appliquer au SLM < $\lambda/30$. Cette approche validée avec un petit nombre d'actuateurs et de modes sera expérimentée prochainement à plus grand nombre pour offrir une plus large variété d'éclairements après propagation dans la FMM.

Remerciements

Les auteurs remercient le LABEX AMIES, la région Nouvelle Aquitaine pour leur soutien au travers du projet APLI ainsi que la plateforme PLATINOM soutenue par le Fonds Européen pour le Développement Régional et la région Nouvelle Aquitaine (FEDER PILIM).

Références

[1]FLORENTIN, et al. Shaping the light amplified in a multimode fiber. Light: Science & Applications, 2017, vol. 6, no 2, p. e16208-e16208.

[2]DELIANCOURT, E. Optique adaptative et non linéaire pour le contrôle spatial de la propagation dans une fibre multimodale. 2021. Thèse de doctorat. Université de Limoges.

[3]KAKKAVA, E. Wavefront shaping and deep learning in fiber endoscopy. EPFL, 2020.

[4]Rahmani, B, et al. "Multimode optical fiber transmission with a deep learning network." *Light: science & applications* 7.1 (2018): 69.

[5]PAPADOPOULOS, et al. Focusing and scanning light through a multimode optical fiber using digital phase conjugation. Optics express, 2012, vol. 20, no 10, p. 10583-10590.

[6]Stapor, P, et al. "Mini-batch optimization enables training of ODE models on large-scale datasets." *Nature Communications* 13.1 (2022): 34.

[7]SHPAKOVYCH, M. Optimization and machine learning algorithms applied to the phase control of an array of laser beams. 2022. Thèse de doctorat. Université de Limoges.